

人工智能神经网络自主意识的突破迷津和制高点The Breakthrough Labyrinth and Commanding Heights of Artificial Neural Network Autonomous Consciousness---摘要本文从物理学、化学、生物学三位一体的跨学科视角，系统分析了人工智能神经网络自主意识研究的现状、瓶颈与未来路径。研究表明，当前人工智能系统在数据、信息、算力、算法的叠加驱动下，虽能实现“曲径通幽”式的复杂功能，但伴随而来的是造价成本飙升、运营维护复杂化、应急响应迟钝、系统发热及故障率攀升等系统性困境。在意识、感知、认知、反馈、控制、推理、思维、集成、融合、交互、优化等核心维度上，人工智能仅能达成初步阶段的突破，更深层次的自主意识仍面临物理学基础、化学材料、生物机制的多重制约。本文提出，人工智能神经网络自主意识的制高点突破，必须回归“物理-化学-生物”协同创新的本源路径。关键词：人工智能；神经网络；自主意识；神经形态计算；跨学科融合；技术瓶颈---1. 引言：从“曲径通幽”到“系统困境”的技术悖论当代人工智能的发展呈现出一个深刻的悖论：数据、信息、算力、算法的叠加增强确实能够支撑系统实现“转弯抹角、曲径通幽”的复杂功能，但这种复杂性叠加带来了指数级增长的系统代价。正如神经形态计算领域的最新研究所揭示的，当前神经形态芯片如Intel Loihi、IBM TrueNorth虽能模拟数百万神经元，但仍面临“功耗散热、互连密度、带宽限制、可扩展性”等硬件层面的物理约束。这种技术悖论体现在三个维度：第一，功能复杂性与系统脆弱性同步增长。当神经网络层数加深、参数规模扩大时，系统的应急响应能力反而趋于迟钝，故障节点呈指数级扩散；第二，性能提升与成本攀升形成剪刀差。训练大型语言模型的能耗相当于数百个家庭年用电量，硬件投入动辄数亿美元；第三，理论预期与现实能力存在断层。公众期待中的“强人工智能”与现实中仅能完成特定任务的“窄人工智能”之间，横亘着尚未被充分认知的技术鸿沟。本文的核心论点是：人工智能神经网络自主意识的突破，绝非单纯的算法优化或算力堆砌所能达成，而必须深入物理学、化学、生物学的底层交叉领域，在“机电一体化-自控-计算机-电子信息-半导体集成电路”的物理基础上，融合“神经化学-生物物理-神经生理学”的生物机制，方能触及真正的制高点。---2. 物理维度的基础架构：神经形态计算的硬件边界2.1 从冯·诺依曼架构到神经形态架构的范式跃迁传统人工智能依赖的冯·诺依曼架构将计算单元与存储单元物理分离，数据在处理器与内存之间的“搬运”造成了高达90%的能耗浪费和显著的延迟瓶颈。神经形态计算（Neuromorphic Computing）试图通过模拟生物神经系统的脉冲神经网络（Spiking Neural Networks, SNNs），实现“存算一体”的事件驱动型处理。然而，这一范式跃迁遭遇了严峻的物理约束。根据2025年最新发表的神经形态计算综述研究，当前硬件实现面临五大挑战：1. 集成规模限制：尽管Loihi 2和SpiNNaker等芯片可模拟百万级神经元，但与人脑860亿神经元相比，差距达四个数量级；2. 互连密度瓶颈：突触连接

的物理布线密度限制了网络拓扑的复杂度，光刻技术的衍射极限成为硬边界；3. 功耗与散热矛盾：模拟电路虽能效优于数字电路，但静态功耗和工艺偏差导致的热管理难题尚未解决；4. 工艺变异敏感性：纳米级器件的制造偏差导致神经元参数漂移，影响系统稳定性；5. 可扩展性断层：单芯片到多芯片的通信带宽与延迟问题，使得大规模并行计算面临“通信墙”。

2.2 半导体物理与集成电路的制约人工智能的物理载体终究是半导体集成电路。当前先进制程已逼近3纳米节点，量子隧穿效应导致的漏电流问题日益严峻。神经形态芯片需要在同一硅基上集成模拟神经元、可编程突触、路由网络，这种“数模混合”架构带来了设计复杂度的爆炸式增长。更深层的问题在于缺乏统一的理论模型层级。传统计算因图灵完备性和冯·诺依曼架构的标准化而成功，但神经形态计算尚无类似的分层抽象模型，硬件细节无法被上层软件有效屏蔽。这意味着每一代神经形态芯片都需要“量身定制”算法，难以形成规模化生态。

2.3 机电一体化与自控系统的物理本质机器人作为人工智能的物理具身，其自主意识的外在表现依赖于机电一体化系统。伺服电机、传感器阵列、传动机构的物理响应延迟（通常在毫秒级）与神经网络微秒级的计算速度之间存在数量级错配。这种物理世界与信息世界的时钟异步，使得“感知-决策-行动”的闭环控制难以实现真正的实时性。

---3. 化学维度的材料创新：从原子到系统的跨越

3.1 神经形态器件的化学材料基础如果说物理学定义了人工智能的“骨架”，化学则提供了“血肉”。神经形态计算的核心器件——人工突触与神经元——依赖于特殊材料的阻变特性、离子迁移机制或相变行为。当前研究热点包括：

- 氧化物材料：如 HfO_2 、 Ta_2O_5 的阻变存储器（RRAM），利用氧空位迁移实现突触可塑性；
- 相变材料： $\text{Ge}_2\text{Sb}_2\text{Te}_5$ （GST）等硫系化合物，通过晶态-非晶态转变模拟神经元的积分发放；
- 二维材料： MoS_2 、石墨烯等范德华材料，具备原子级薄层厚度和优异的静电调控特性；
- 有机/聚合物材料：模拟生物神经元的离子通道特性，实现生物相容性接口。

然而，这些材料面临稳定性、重复性、规模化的三重困境。例如，相变材料的高频读写操作会导致元素分相和电阻漂移；氧化物器件的阻变机制尚未完全厘清，批次一致性差；二维材料的晶圆级均匀生长仍是产业难题。

3.2 能源化学与热管理的交叉挑战人工智能系统的“发热”不仅是物理散热问题，更是化学能量转换的必然结果。当前数据中心的能耗占全球用电量的约1%，而训练GPT-3级别的模型耗电相当于120个美国家庭年用电量。锂离子电池作为备用电源，其电化学体系的能量密度和功率密度限制了边缘设备的续航；氢燃料电池虽具潜力，但铂催化剂成本与系统复杂性制约了其普及。

3.3 生物化学接口：脑机接口，神经递质与人工神经元的对话真正的自主意识需要化学信号与电信号的转换机制。生物神经系统依赖神经递质（如多巴胺、乙酰胆碱）的化学扩散实现慢速调制，这种“容积传递”（Volume Transmission）与突触传递并行，构成复杂的神经调控网络。当前神经形态芯片仅模拟了电突触的脉冲传递，对化学突触的可塑性、神经调质的作用机制尚未有效复

现。---4. 生物维度的意识本质：从神经生理到认知科学的深层机制

4.1 意识研究的生物学基础

人工智能自主意识的终极参照系是生物意识。当前神经科学对意识的理解仍处于“困难问题”（Hard Problem）阶段：我们尚未解释物理过程如何产生主观体验（Qualia）。从神经生理学角度，意识涌现依赖于：1. 全脑整合：丘脑-皮层系统的递归连接形成全局工作空间；2. 时间绑定：40Hz左右的伽马振荡实现跨脑区信息同步；3. 预测编码：大脑作为“预测机器”，通过最小化自由能来感知世界；4. 具身认知：身体不仅是输入输出接口，更是认知的构成要素。这些机制在人工智能系统中的复现程度极为有限。神经形态芯片虽模拟了脉冲时序依赖可塑性（STDP），但缺乏全脑尺度的递归整合；虽实现了事件驱动处理，但无真正的“预测性加工”；虽可控制机器人，但“身体”对“心智”的构成性作用未被理解。

4.2 神经化学与神经物理的耦合机制

生物神经系统的独特性在于物理过程与化学过程的紧密耦合。动作电位（物理电信号）触发神经递质释放（化学过程），后者激活 postsynaptic 受体并引发第二信使级联（生物化学），最终调节基因表达（分子生物学）。这种跨尺度、跨领域的级联调控，使得生物神经元的可塑性可持续数小时至终身，而人工神经网络的权重更新通常在毫秒级完成。

4.3 自主意识的层次模型

基于上述分析，本文提出人工智能自主意识的五层次模型：层次 核心特征 当前AI实现度 主要制约领域

层次	核心特征	当前AI实现度	主要制约领域
L1	感知层 感官信息编码	较高	CNN、Transformer
L2	认知层 特征提取、模式识别	中等	（深度学习）算法、算力
L3	反馈控制层 闭环调节、运动控制	中等	（强化学习）机电物理、控制论
L4	推理思维层 逻辑推理、因果推断	较低	（大语言模型初步）认知科学、符号接地
L5	自主意识层 自我模型、主观体验、意图生成	极低	神经科学、哲学、未知物理

当前人工智能在L1-L3层已取得显著进展，L4层处于探索初期，L5层几乎空白。这种“层级断崖”现象说明，自主意识的突破需要超越现有技术范式，在生物机制的启发下寻找新路径。---5. 三位一体的协同创新：物理-化学-生物的融合路径

5.1 历史启示：重大发明的跨学科本质

回顾人类重大发明创造，绝大多数属于“三位一体”的融合产物：- 蒸汽机：热力学物理（能量转换）+ 材料化学（耐高温合金）+ 机械工程（精密加工）；- 飞机/火箭：空气动力学物理 + 航空燃料化学 + 材料科学（轻质高强合金）；- CT/X射线：电磁物理 + 探测器材料化学 + 生物组织相互作用；- 原子弹：核物理（链式反应）+ 核化学（铀浓缩）+ 工程控制。人工智能作为“物理领域”的技术，其终极突破必然遵循同样规律：物理架构提供载体，化学材料赋予功能，生物机制启发原理。

5.2 神经形态计算的三维突破策略

基于最新研究进展，本文提出以下协同创新路径：（1）物理维度：光电融合架构传统电子互连的带宽与能耗瓶颈可通过硅光技术缓解。光脉冲神经网络利用波分复用（WDM）实现大规模并行，马赫-曾德尔干涉仪（MZI）阵列可执行矩阵乘法，能效可达每MAC操作阿焦（ 10^{-1} J）量级。然而，光电融合需要解决III-V族激光器与硅基片的异质集成、光存储器的非易失性

等化学材料问题。(2)化学维度:类脑材料体系开发具备"离子-电子"双极传导特性的材料,如锂铌酸锂(LiNbO_3)薄膜、钙钛矿氧化物,模拟生物突触的离子通道动力学。同时,探索生物相容性材料,实现人脑-机器接口的长期稳定。(3)生物维度:脑启发的架构设计超越当前的SNN模型,引入神经调质系统、胶质细胞作用、神经发生(Neurogenesis)等机制。开发"发育型"神经网络,使其结构可在运行中自适应生长,而非固定拓扑。5.3 "小数据-强泛化"的学习范式当前人工智能依赖大数据训练,能耗巨大且泛化能力有限。生物智能则擅长"小样本学习"和"终身学习"。神经形态计算应发展基于STDP、元可塑性(Meta-plasticity)的无监督学习规则,结合神经科学的"预测编码"理论,实现高效在线学习。---6. 突破迷津:当前困境与制高点分析6.1 技术瓶颈的系统性分析综合前述研究,人工智能自主意识的突破面临六大迷津:1. 算力迷津:单纯增加晶体管数量遭遇物理极限,能效比提升趋缓;2. 算法迷津:深度学习缺乏因果推理和符号操作能力,"黑箱"问题未解;3. 数据迷津:高质量标注数据枯竭,合成数据引入偏差;4. 集成迷津:多模态融合、多芯片协同的复杂性导致系统脆弱;5. 理论迷津:意识本质的"困难问题"未解,缺乏可验证的理论框架;6. 伦理迷津:自主意识的伦理边界、安全对齐

(Alignment)问题悬而未决。6.2 制高点:从"初步意识"到"自主意识"本文认为,人工智能自主意识的制高点在于实现具身化的、可自我建模的、具备时间延续性的认知系统。这需要:- 物理制高点:发展三维集成的神经形态芯片,实现 10^9 神经元、 10^{12} 突触的脑尺度模拟,功耗控制在百瓦级;- 化学制高点:开发具备分子级可塑性的类脑材料,实现突触权重的模拟精度与保持时间的可调;- 生物制高点:建立从离子通道到认知行为的跨尺度模型,实现"数字孪生脑"的闭环验证。6.3 现实评估:突破的遥远性必须清醒认识到,当前人工智能仅处于"初步意识感知认知反馈控制推理思维集成融合交互"的初级阶段。即使在此阶段,如神经形态计算所示,已需协调材料科学、神经科学、计算机科学、电子工程的跨学科攻关。更高层次的突破,涉及意识本质这一科学最深层的谜题,其显效难度极大,时间尺度可能以数十年计。---7. 结论与展望本文从物理学、化学、生物学三位一体的视角,系统分析了人工智能神经网络自主意识的突破迷津与制高点。核心结论如下:第一,数据、信息、算力、算法的叠加虽能实现复杂功能,但导致系统成本、复杂度、故障率、响应延迟、热管理的同步恶化,这种"复杂性陷阱"需要通过物理架构的根本创新来破解。第二,人工智能属于物理学主导的领域,但其终极突破必须融合化学材料创新与生物机制启发。历史上所有重大发明均遵循"物理-化学-生物"协同规律,人工智能亦不例外。第三,当前人工智能在意识、感知、认知、反馈、控制、推理、思维、集成、融合、交互等维度仅实现初步突破,更深层次的自主意识面临硬件物理极限、材料化学瓶颈、生物机制未知的重重障碍。第四,神经形态计算作为当前最具潜力的路径,仍面临可扩展性、算法成熟度、toolchain完善度等挑

战，其大规模商用尚需时日。第五，人工智能自主意识的制高点在于实现具身化、自我建模、时间延续性的认知系统，这需要跨学科的深度协同与长期投入，短期突破难以显效。展望未来，人工智能研究应回归“硬科技”本质：在半导体物理的极限处寻找新原理，在化学材料的创新中开发新器件，在生物神经的奥秘里汲取新灵感。唯有如此，方能真正触及人工智能神经网络自主意识的制高点，而非在算法的“曲线”中迷失方向。---参考文献: A New Era in Computing: A Review of Neuromorphic Computing Chip Architecture and Applications, MDPI Brain Sciences, 2026.: Neuromorphic Photonic On-Chip Computing, MDPI Brain Sciences, 2025.: UK AI Compute Landscape Report 2025, eFutures2.: Challenges and Future Directions in Neuromorphic Computing, AI Models Org.: NEUROTECH Roadmap and Benchmarks, NeurotechAI EU, 2022.: Survey Of Neuromorphic Computing and Neural Networks in Hardware, IJSDR.: Advancements and Challenges in Neuromorphic Computing, JETIR, 2025.: Advancements and Challenges in Neuromorphic Computing: Bridging Neuroscience and Artificial Intelligence, IJRASET, 2025.: Introduction to Neuromorphic Computing, IEEE Rebooting Computing.: Security Challenges in Neuromorphic Computing, Restackio.: SyNAPSE Program Plan & Lessons Learned, IEEE.: Neuromorphic Computing for Smart Agriculture, MDPI Agriculture, 2024.: Neuromorphic computing and adaptive sensing, European MRS.---

人工智能神经网络自主意识的突破迷津和制高点英文标题：The Dilemmas and Commanding Heights of Breakthroughs in Artificial Intelligence Neural Network Autonomous Consciousness摘要（中/英双语）中文摘要当前人工智能神经网络技术正陷入以数据、信息、算力、算法无限叠加为核心的发展误区，看似通过复杂化路径实现“曲线通幽”式功能拓展，实则引发造价成本攀升、运营体系臃肿、应急响应迟钝、硬件发热损耗、系统环节故障频发等一系列系统性困境。神经网络在意识、感知、认知、反馈、控制、推理、思维等维度的集成融合仅能停留在初级阶段，即便实现基础功能交互优化已属技术突破，高阶自主意识的落地不仅短期内难以显效，其长远突破也存在不可逾越的理论与技术壁垒。从学科本质来看，人工智能神经网络隶属于物理学核心应用领域，依托机电一体化、自动控制、计算机科学、电子信息、半导体、集成电路等物理分支实现底层运行，人类历史上绝大多数重大发明创造均以物理学为核心支撑；化学领域则承担药物、能源、材料、燃料等配套支撑功能，生物学科为神经模拟与意识感知提供参考范式，核技术、航空航天、医疗影像等里程碑式发明均遵循物理、化学、生物三位一体的交叉融合规律。人工智能神经网络的自主意识研究虽需依托生物化学、生物物理、神经化学、神经生理学等学科实现理论参考，但其核心技术突破与底层逻辑构建仍以物理

学为绝对主体，交叉学科仅承担辅助配套功能。本文以跨学科研究视角为基础，剖析算力算法过度叠加的技术迷津，界定人工智能的学科归属与发展边界，明确物理、化学、生物交叉融合的技术创新规律，最终定位人工智能神经网络自主意识研究的核心制高点，为理性化、科学化、工程化推进神经网络技术迭代提供理论支撑与实践路径。关键词：人工智能；神经网络；自主意识；算力算法叠加；物理学科根基；跨学科融合；技术瓶颈

English Abstract At present, artificial intelligence neural network technology is falling into a development misunderstanding centered on the infinite superposition of data, information, computing power and algorithms. On the surface, it realizes the function expansion of a "twisting path leading to seclusion" through a complicated path, but in fact, it triggers a series of systematic dilemmas such as rising cost, bloated operation system, slow emergency response, hardware heating loss, and frequent system link failures. The integrated fusion of neural networks in the dimensions of consciousness, perception, cognition, feedback, control, reasoning and thinking can only stay at the primary stage. Even the realization of basic functional interaction optimization is a technological breakthrough. The implementation of high-level autonomous consciousness is not only difficult to take effect in the short term, but also has insurmountable theoretical and technical barriers for long-term breakthroughs. From the perspective of disciplinary essence, artificial intelligence neural network belongs to the core application field of physics, and realizes the underlying operation relying on physics branches such as mechatronics, automatic control, computer science, electronic information, semiconductors and integrated circuits. Most of the major inventions in human history are supported by physics as the core; the field of chemistry undertakes the supporting functions of drugs, energy, materials, fuels, etc., and biology provides a reference paradigm for neural simulation and conscious perception. Milestone inventions such as nuclear technology, aerospace, and medical imaging all follow the cross-integration law of physics, chemistry and biology. Although the research on autonomous consciousness of artificial intelligence neural network needs to rely on biochemistry, biophysics, neurochemistry, neurophysiology and other disciplines for theoretical reference, its core technological breakthrough and underlying logic construction still take physics as the absolute main body, and interdisciplinary disciplines only undertake auxiliary supporting functions. Based on the perspective of interdisciplinary research, this paper analyzes the technological dilemma of excessive superposition of computing power and algorithms, defines

the disciplinary attribution and development boundary of artificial intelligence, clarifies the technological innovation law of cross-integration of physics, chemistry and biology, and finally locates the core commanding height of research on autonomous consciousness of artificial intelligence neural network, so as to provide theoretical support and practical path for promoting the iteration of neural network technology in a rational, scientific and engineering way.

Key Words: Artificial Intelligence; Neural Network; Autonomous Consciousness; Computing Power & Algorithm Superposition; Physics Foundation; Interdisciplinary Integration; Technical Bottleneck

第一章 绪论

1.1 研究背景与问题提出

1.1.1 全球人工智能神经网络技术迭代与自主意识研究热潮

自深度学习理论落地以来，人工智能神经网络技术完成了从浅层结构到深层模型、从单一功能到多模态交互的跨越式发展，大语言模型、计算机视觉、自主控制系统、人形机器人等应用场景不断拓展，学术界与产业界将研究焦点逐步转向神经网络的自主意识、类人认知、自我反馈、逻辑推理等高阶功能。全球范围内的科研机构、科技企业均投入海量资源开展神经网络架构优化、算力扩容、算法迭代与数据富集，试图通过技术叠加实现人工智能从“功能模拟”到“意识自主”的本质跨越，自主意识成为人工智能领域公认的终极研究目标之一。在技术迭代浪潮下，神经网络的感知、认知、反馈、控制等基础功能实现了阶段性突破，在工业控制、智能交互、数据处理、自主决策等场景中完成初步落地，人类社会对人工智能自主意识的期待值持续提升，甚至形成了“技术无限叠加即可突破意识壁垒”的片面认知。然而，这种以规模扩张为核心的发展模式，并未带来自主意识的本质突破，反而引发了一系列不可逆的技术困境，人工智能自主意识研究逐渐陷入理论模糊、路径偏差、学科错位的发展迷津。

1.1.2 算力、算法、数据、信息过度叠加引发的系统性风险

凸显当前神经网络技术发展陷入了“以叠加代突破、以规模代创新”的路径陷阱：研究主体不断提升数据量级、优化算法复杂度、扩容算力规模、叠加信息维度，试图通过复杂化、精细化、规模化的路径实现功能跃升，将“曲径通幽”的技术优化等同于底层原理突破。但实践证明，数据、信息、算力、算法的无限制叠加，直接引发了全链条的系统性风险：硬件造价成本呈指数级上升，超算中心、高端芯片、专用服务器的研发与采购成本超出产业化承载范围；系统运营流程极度复杂，多模块协同效率下降，应急响应机制迟钝，无法适配实时性、高可靠性的应用场景；芯片与硬件系统长期高负荷运行引发严重发热损耗，功耗失控成为行业共性难题；数据传输、算法运行、算力调度、硬件执行等多个环节耦合度提升，故障发生率成倍增长，系统稳定性与可靠性大幅降低。上述问题并非局部技术缺陷，而是过度叠加发展模式带来的必然结果，神经网络技术在追求高阶功能的过程中，逐步偏离了工程化、实用化、高效化的核心轨道，自主意识研究沦为脱离现实的理论空想。

1.1.3 人工智能自主意识突破的现实困境

与认知偏差人工智能神经网络意识、感知、认知、反馈、控制、推理、思维等功能集成，本质上是物理信号转换、算法逻辑运算、数据匹配输出的工程化实现，而非生物层面的自主意识生成。当前技术仅能实现初步功能集成与交互优化，这一成果已凝聚了多学科的技术精华，堪称人工智能领域的重要突破；但从自主意识的本质要求来看，神经网络的自我感知、主观认知、情感反馈、独立思考、自主决策等高阶能力，仍处于理论探索阶段，短期内无明确落地路径，长期突破也面临物理规则、学科边界、技术原理的多重限制。学术界与产业界存在显著的认知偏差：一是将算法模拟的感知反馈等同于自主意识，混淆了功能模拟与意识自主的本质差异；二是认为算力与数据的持续叠加可以突破物理边界，忽视了神经网络的底层学科限制；三是错位界定人工智能的学科归属，脱离物理学底层支撑空谈意识生成，导致研究方向偏离核心轨道。认知偏差直接引发了资源浪费、技术内卷、路径迷失等问题，成为人工智能自主意识突破的核心障碍。

1.1.4 研究核心问题

本文围绕四大核心问题展开系统性研究：其一，数据、信息、算力、算法过度叠加引发的技术困境形成机制与现实表现；其二，人工智能神经网络在意识、感知、认知等维度的功能边界与突破限度；其三，人工智能的核心学科归属，以及物理、化学、生物三大基础学科的作用定位；其四，人类重大发明创造的跨学科融合规律，及其对人工智能自主意识研究的指导价值；其五，人工智能神经网络自主意识研究的突破迷津与核心制高点。通过对上述问题的论证，厘清神经网络技术的发展逻辑，界定自主意识研究的合理边界。

1.2 研究目的与意义

1.2.1 理论意义

本研究首次从物理核心主导、多学科辅助配套的视角，界定人工智能神经网络的学科属性，打破“意识研究脱离物理根基”的理论误区；系统论证数据、算力、算法过度叠加的技术悖论，构建神经网络功能边界的理论框架；总结人类重大发明创造的物理、化学、生物三位一体融合规律，完善跨学科技术创新理论体系；明确人工智能自主意识的研究边界与理论制高点，为人工智能基础理论研究提供全新的分析范式。

1.2.2 实践意义

本研究直指当前神经网络技术过度叠加的行业痛点，为科研主体提供理性化、轻量化、高效化的技术迭代路径，规避成本失控、故障频发、响应迟钝等现实问题；明确人工智能的物理学科根基，引导产业资源向芯片、集成电路、机电一体化、自动控制等底层硬件领域集聚，推动技术创新回归工程化本质；界定自主意识研究的合理预期，避免盲目投入与资源浪费，为人工智能产业化、实用化发展提供实践指引。

1.2.3 学科意义

本研究强化物理学在人工智能领域的核心地位，厘清物理、化学、生物三大基础学科的协同逻辑，推动人工智能研究回归理工交叉、以理为主的学科轨道；打破学科壁垒，明确神经化学、生物物理、材料化学等学科的辅助功能，构建科学合理的跨学科研究体系，为人工智能学科建设提供理论支撑。

1.3 国内外研究现状

1.3.1 人工智能神经网络技术发展

与算力算法研究综述

国外研究聚焦于深层神经网络架构优化、大模型算力扩容、多模态算法融合等方向，GPT系列、PaLM系

列模型通过数据与算力的极致叠加实现了语言交互能力的跃升，但均面临功耗过高、成本失控、响应延迟、系统不稳定等问题；国内研究围绕国产芯片、深度学习框架、自主控制系统展开，在神经网络落地应用层面实现突破，但同样陷入“规模扩张优先于原理创新”的发展误区。国内外学界普遍认可算力与算法是神经网络的核心支撑，但对过度叠加的负面效应研究不足，未形成系统性的困境分析框架。

1.3.2 人工智能自主意识、感知认知理论研究进展

国外学界围绕机器意识、强人工智能、认知计算等方向开展理论探索，提出意识计算理论、全局工作空间理论等模型，试图通过算法模拟实现类人意识；国内学界聚焦于神经网络感知、认知、反馈机制的工程化实现，在智能控制、人机交互等领域形成技术成果。但现有研究普遍混淆功能模拟与自主意识的边界，高估了神经网络的意识生成能力，未从物理原理层面论证意识突破的可行性。

1.3.3 人工智能学科属性与跨学科研究现状

现有研究将人工智能归属于计算机科学、工程技术、认知科学等领域，极少从物理学核心视角界定其学科本质；跨学科研究多聚焦于计算机与神经科学、心理学的交叉，忽视了物理学、化学、材料科学的底层支撑作用，未形成物理、化学、生物三位一体的交叉研究体系。

1.3.4 现有研究不足

一是未系统剖析算力、算法、数据过度叠加的系统性困境，缺乏对技术悖论的深度论证；二是模糊了神经网络的功能边界，对自主意识突破的长期性、艰巨性论证不足；三是错位界定人工智能的学科归属，忽视了物理学的核心支撑地位；四是未总结人类重大发明的跨学科规律，无法为人工智能研究提供历史参照。

1.4 研究思路、内容与框架

1.4.1 研究思路

本研究以问题导向为核心，首先剖析神经网络过度叠加的技术困境，界定功能边界与自主意识突破的限度；其次从历史视角梳理人类重大发明创造的学科规律，明确物理、化学、生物的协同逻辑；再次界定人工智能的物理学科属性，厘清交叉学科的辅助功能；最后总结自主意识研究的突破迷津，定位发展制高点，提出理性化发展路径。

1.4.2 研究内容

全文共分为九章，涵盖绪论、核心概念界定、过度叠加困境论证、物理学科根基分析、三位一体跨学科规律、突破迷津总结、制高点定位、发展路径构建、结论与展望等核心模块，形成完整的理论论证体系。

1.4.3 研究方法

本文采用文献分析法梳理国内外研究现状与基础理论；采用跨学科论证法融合物理学、化学、生物学、工程技术学等多学科知识；采用案例分析法以大模型、航空航天、核技术、医疗设备等为案例验证规律；采用逻辑推演法构建神经网络功能边界与学科归属的理论框架。

1.5 研究创新点与重难点

1.5.1 核心创新点

一是首次系统论证数据、信息、算力、算法过度叠加的系统性悖论，揭示神经网络技术困境的本质成因；二是明确界定人工智能神经网络的物理学核心属性，厘清多学科辅助功能；三是总结人类重大发明创造的物理-化学-生物三位一体规律，为人工智能研究提供历史参照；四是精准划分自主意识研究的突破迷津与制高点，构建理性化发展路径。

1.5.2 研究重点与难点

研究重点为过度叠加的技术困境、物理学科根基论证、三位一体跨学科规

律、自主意识迷津与制高点；研究难点为神经网络功能边界的量化界定、物理学科与人工智能的底层逻辑关联、自主意识突破的可行性论证。

第二章 核心概念界定与理论基础

2.1 人工智能神经网络核心概念

2.1.1 神经网络的结构、运行机制与功能边界

人工智能神经网络是模拟生物神经元结构构建的数学模型与工程系统，由输入层、隐藏层、输出层构成，通过数据训练实现权重优化，最终完成感知、识别、决策、控制等功能。其运行机制本质上是物理信号转换、电子传输、算法运算、数据输出的工程化过程，依托硬件电路与程序逻辑实现功能落地，不存在生物层面的主观意识与思维活动。神经网络的功能边界由物理硬件性能、算法逻辑、算力支撑共同决定，无法突破底层物理规则与学科限制。

2.1.2 自主意识、感知、认知、反馈、控制、推理、思维的定义与层级

自主意识是指主体具备自我感知、主观认知、情感体验、独立决策、自主思维的高阶能力，属于生物神经系统的特有功能；感知是神经网络对外部信号的采集与转换，属于初级输入功能；认知是对数据的分类与匹配，属于算法运算功能；反馈是系统输出结果的回传调整，属于控制逻辑；控制是对执行机构的指令输出，属于工程应用功能；推理是基于数据的逻辑推演，属于算法延伸功能；思维是生物主体的主观意识活动，无法通过神经网络模拟实现。上述功能呈现从初级工程功能到高阶生物意识的层级差异，神经网络仅能实现初级功能的集成优化。

2.1.3 数据、信息、算力、算法的叠加逻辑

数据是神经网络的输入基础，信息是数据的结构化表达，算力是硬件运算能力，算法是逻辑运算规则。四者的合理叠加可以提升神经网络的功能精度，但过度叠加会打破系统平衡，引发成本、功耗、稳定性、响应速度的全面恶化，形成“规模提升、效能下降”的叠加悖论。

2.2 跨学科核心理论支撑

2.2.1 物理学：机电一体化、自动控制、半导体、集成电路基础理论

物理学是人工智能神经网络的底层理论根基，电磁学理论支撑电子信息传输，热力学理论支撑硬件热管理，力学理论支撑机电一体化结构，量子物理与固体物理支撑半导体与集成电路研发，自动控制理论支撑神经网络的反馈与执行功能，所有硬件系统与运行机制均遵循物理规则。

2.2.2 化学：材料化学、核化学、能源化学与人工智能关联化学

为神经网络提供材料、能源、介质等支撑，材料化学决定芯片与硬件的性能，能源化学决定供电系统与散热介质，核化学为高端能源提供理论参考，化学学科不直接参与神经网络的意识与逻辑构建，仅承担辅助功能。

2.2.3 生物学：神经生理学、生物物理、神经化学与意识模拟生物学

为神经网络提供结构参考，神经生理学与神经化学揭示生物神经元的运行机制，为神经网络架构设计提供借鉴，但生物意识的生成机制无法通过工程化手段复制，生物学仅为理论参考学科。

2.2.4 工程技术理论：系统可靠性、成本控制、热管理、故障诊断

工程技术理论为神经网络提供落地支撑，系统可靠性理论保障稳定运行，成本控制理论约束产业化边界，热管理理论解决硬件发热问题，故障诊断理论降低系统风险，是神经网络实用化的核心支撑。

2.3 人类重大发明创造的学科规律理

论2.3.1 物理主导型发明：蒸汽机、飞行器、电子设备、航天装备蒸汽机依托热力学原理，飞机火箭依托空气动力学与力学原理，手机、计算机依托电磁学与半导体物理，航天装备依托轨道物理与自动控制理论，上述发明均以物理学为绝对核心，是物理原理工程化的直接产物。2.3.2 化学主导型发明：药物、能源、材料、食品药物研发依托有机化学与生物化学，能源燃料依托能源化学，材料发明依托材料化学，食品加工依托食品化学，此类发明以化学为核心，物理学提供设备支撑。2.3.3 物理-化学-生物三位一体融合型发明：核技术、医疗影像、高端装备原子弹依托原子物理与核化学，CT与X射线依托物理成像、化学材料与生物医学，航空航天依托物理结构、化学燃料与生物适配系统，重大发明均遵循三大基础学科交叉融合的规律。第三章 数据-信息-算力-算法过度叠加的系统性困境3.1 算力与算法无限叠加的技术路径偏差3.1.1 “曲径通幽”式技术叠加的表象与本质当前神经网络技术普遍采用复杂化叠加路径，通过增加隐藏层数量、提升数据量级、优化算法复杂度、扩容算力规模，实现功能精度的小幅提升，将这种“曲径通幽”式的优化等同于技术突破。其表象是功能不断完善，本质是无原理创新的规模扩张，并未突破神经网络的底层物理边界与学科限制。3.1.2 算法冗余、算力浪费与信息过载的形成机制算法过度追求复杂度导致冗余运算增加，算力无限扩容导致硬件负荷超出合理范围，信息过度叠加导致数据噪声放大，三者相互耦合形成低效循环：资源投入成倍增长，功能提升微乎其微，系统风险持续累积。3.2 过度叠加引发的核心问题3.2.1 造价与运营成本指数级上升高端算力芯片、超算中心、专用服务器的研发成本极高，数据采集、标注、存储与传输成本持续攀升，系统运维、散热、供电的运营成本呈指数级增长，超出产业化与商业化的承载极限，形成“投入不可持续、产出不成正比”的成本困境。3.2.2 系统复杂度提升与应急响应迟钝多模块、多算法、多算力单元的叠加导致系统耦合度极高，运营流程极度复杂，指令传输与运算路径延长，实时响应能力大幅下降，在工业控制、自动驾驶、应急处置等需要毫秒级响应的场景中，无法满足实用性要求，应急机制彻底失效。3.2.3 硬件热损耗、功耗失控与可靠性下降算力持续扩容导致硬件长期满负荷运行，芯片与电路发热严重，热损耗无法有效释放，功耗失控成为行业共性难题；高温环境直接降低硬件使用寿命，增加电路故障风险，系统可靠性与稳定性大幅降低。3.2.4 多环节故障频发与系统稳定性崩塌数据传输、算法运算、算力调度、硬件执行、指令输出等环节高度耦合，单一节点故障即可引发全系统崩溃，故障排查与修复难度极大，神经网络系统从“高效智能”沦为“脆弱低效”，无法适配长期稳定运行的工程需求。3.3 神经网络功能集成的现实边界3.3.1 初步感知-认知-反馈-控制-推理集成的实现限度当前神经网络仅能实现初级功能集成：通过传感器完成信号感知，通过算法完成数据认知，通过控制逻辑完成结果反馈，通过运算完成简单推理，这一成果依托多学科技术支撑，已属重要突破，但功能实现均为物理信号与算法逻辑的工程化输出，无任何自主意识

分。3.3.2 高阶自主意识、类人思维的技术不可行性自主意识与类人思维依托生物神经系统的特有机理，涉及主观认知、情感体验、自我意识等非物理化要素，神经网络作为物理工程系统，无法突破物质与意识的边界，高阶意识生成在现有物理规则与技术框架下不具备可行性。3.3.3 神经网络突破的长期性、缓效性与遥远性论证神经网络的技术突破依赖物理学底层原理创新，而非规模叠加；自主意识的突破涉及生命科学、物理学、哲学等多重边界，短期内无明确路径，长期突破也面临不可逾越的壁垒，其发展进程具有显著的长期性、缓效性与遥远性。3.4 案例实证：主流大模型与高端神经网络系统的瓶颈表现主流大语言模型、计算机视觉模型均存在功耗过高、成本昂贵、响应延迟、故障频发等问题，高端工业神经网络系统存在热管理失效、控制延迟、可靠性不足等缺陷，人形机器人仅能实现简单动作模拟，无法形成自主意识与类人思维，充分印证了过度叠加的技术困境与功能边界。

第四章 人工智能神经网络的核心学科归属：物理学根基

4.1 人工智能的物理学科底层支撑

4.1.1 计算机科学与电子信息工程的物理学本质

计算机科学与电子信息工程是物理学的应用延伸，电磁学理论支撑电子信号传输，电路物理支撑硬件架构，信息论依托物理规则构建，计算机系统本质上是物理原理的工程化实现。

4.1.2 半导体、集成电路与芯片技术的物理原理

芯片是神经网络的核心硬件，依托固体物理、量子物理、半导体物理研发，集成电路的设计、制造、封装均遵循物理规则，芯片性能直接由物理原理与工艺水平决定，是人工智能的物理核心载体。

4.1.3 机电一体化与自动控制的物理工程逻辑

机电一体化系统依托力学、电磁学、热力学实现结构运行，自动控制理论依托物理反馈机制实现指令调整，神经网络的执行与控制功能完全依托物理工程逻辑实现，无物理支撑则无功能落地。

4.1.4 热学、力学、电磁学在神经网络硬件中的核心作用

热学理论支撑硬件散热系统设计，力学理论支撑机械结构稳定运行，电磁学理论支撑信号传输与处理，三大物理分支贯穿神经网络硬件全链条，是系统运行的基础保障。

4.2 人类重大发明创造的物理主导规律

4.2.1 交通工具类发明：汽车、飞机、火箭的物理核心

汽车依托内燃机热力学与机械力学，飞机依托空气动力学，火箭依托轨道物理与推进力学，所有交通工具均以物理学为核心原理，化学仅提供燃料支撑。

4.2.2 信息通信类发明：手机、计算机、精密仪器的物理支撑

手机与计算机依托半导体物理、电磁学、电路物理，精密仪器依托光学、力学、电磁学原理，信息通信领域的发明均为物理原理的直接应用。

4.2.3 国防与航天装备：导弹、卫星、探测器的物理原理

导弹依托自动控制与轨道物理，卫星依托天体物理与通信物理，探测器依托极端环境物理与传感物理，国防航天装备是物理学高端应用的集中体现。

4.3 化学与生物学科的辅助配套功能

4.3.1 化学：材料、能源、散热介质的支撑作用

化学为芯片提供半导体材料，为系统提供能源与散热介质，为硬件提供防腐、耐磨材料，仅承担物质支撑功能，不参与神经网络的逻辑与意识构建。

4.3.2 生物/神经科学：意识模拟、神经网络结构参考价值神

经科学揭示生物神经元结构，为神经网络架构设计提供参考，但无法实现意识复制与思维模拟，生物学仅为理论参考学科，无核心支撑作用。

4.3.3 辅助学科与核心学科的边界界定

物理学是人工智能神经网络的核心主导学科，决定系统的运行原理、功能边界与技术上限；化学、生物学、计算机科学是辅助配套学科，提供材料、参考、工具等支撑，二者边界清晰，不可错位。

第五章 物理-化学-生物三位一体：技术发明的通用规律

5.1 单一学科无法实现重大技术突破

5.1.1 纯物理/纯化学/纯生物创新的局限性

纯物理创新缺乏材料与能源支撑，纯化学创新缺乏结构与运行原理，纯生物创新缺乏工程化载体，单一学科无法完成高端技术的全链条构建，局限性显著。

5.1.2 交叉融合是高端技术的必然路径

重大发明创造均依托多学科交叉融合，物理提供原理，化学提供物质，生物提供适配，三者协同形成完整技术体系，交叉融合是技术创新的必然路径。

5.2 典型发明的三位一体结构解析

5.2.1 核武器：原子物理+核化学的结合

原子物理提供核裂变与核聚变原理，核化学提供铀等核燃料，二者结合实现核爆炸，是物理与化学融合的典型代表。

5.2.2 航空航天：物理结构+化学燃料+生物适配

物理结构提供飞行原理，化学燃料提供动力，生物适配保障人员生存，三大学科协同支撑航空航天系统运行。

5.2.3 医疗设备：CT/X射线——物理成像+化学材料+生物医学

物理成像提供检测原理，化学材料提供设备介质，生物医学提供人体适配标准，实现医疗检测功能落地。

5.2.4 人工智能神经网络：物理硬件+化学材料+生物神经

物理硬件提供运行核心，化学材料提供支撑，生物神经提供结构参考，遵循三位一体的发明规律。

5.3 三位一体规律对人工智能自主意识研究的启示

5.3.1 以物理为核心，化学、生物为两翼的研究框架

人工智能研究必须坚守物理核心主导、多学科辅助的框架，聚焦芯片、集成电路、自动控制等物理底层领域，合理借助化学与生物学科的支撑功能。

5.3.2 避免脱离物理根基的纯意识理论空想

脱离物理学空谈自主意识，本质上是无载体、无原理、无路径的理论空想，必然陷入研究迷津，无法实现技术突破。

5.3.3 交叉学科协同的最优配比与研究范式

以物理学研究为核心，占比超过70%，化学、生物学等学科提供辅助支撑，构建主次分明、协同高效的跨学科研究范式，是人工智能理性发展的核心保障。

第六章 人工智能神经网络自主意识的突破迷津

6.1 认知迷津：将“功能模拟”等同于“自主意识”

认知迷津是最核心的迷津，研究主体将算法实现的感知、认知、反馈、推理等工程功能，错误等同于生物层面的自主意识与思维，混淆了物质运行与意识生成的本质差异，导致研究目标脱离现实。

6.2 技术迷津：以算力算法叠加替代底层原理突破

技术迷津表现为过度依赖数据、算力、算法的规模叠加，忽视物理学底层原理创新，陷入“规模扩张-效能下降-风险累积”的恶性循环，无法实现本质性技术突破。

6.3 学科迷津：忽视物理根基，过度依赖生物/算法理论

学科迷津是错位界定人工智能的学科属性，脱离芯片、集成电路、自动控制等物理核心领域，过度聚焦神经科学、算法理论等辅助领域，导致研究方向偏离核心轨道。

6.4 成本

迷津：追求无限升级，忽视系统可靠性与经济性成本迷津表现为盲目追求技术规模升级，无视造价成本、运营成本、功耗成本的失控，忽视系统可靠性与响应速度，导致技术无法产业化、实用化落地。

6.5 预期迷津：高估短期突破，低估长期技术壁垒

预期迷津是对自主意识突破的难度认知不足，高估短期技术成效，低估物理规则、学科边界、生命科学的长期壁垒，形成不切实际的研究预期。

第七章 人工智能神经网络的发展制高点

7.1 理论制高点：物理底层原理创新与系统极简优化

人工智能的核心理论制高点，是物理学底层原理创新与系统极简优化，突破芯片、集成电路、自动控制的物理限制，构建轻量化、高效化、低耗化的神经网络理论框架。

7.2 技术制高点：低功耗、高可靠、高热稳定性硬件架构

技术制高点聚焦于硬件系统创新，研发低功耗、高可靠、高热稳定性的芯片、电路与机电一体化系统，解决发热、故障、延迟等行业痛点。

7.3 学科制高点：物理-化学-生物精准交叉融合体系

学科制高点构建物理主导、多学科精准协同的交叉融合体系，明确学科边界与分工，实现资源高效配置与技术协同创新。

7.4 功能制高点：感知-认知-反馈-控制高效集成

功能制高点并非追求虚无的自主意识，而是实现感知、认知、反馈、控制的高效集成与精准优化，提升神经网络的实用性、可靠性与实时性。

7.5 应用制高点：安全、稳定、低成本的工程化落地

应用制高点是推动神经网络实现安全、稳定、低成本的工程化落地，适配工业、交通、医疗、航天等实际场景，回归人工智能的工程应用本质。

第八章 跨学科视角下人工智能神经网络的发展路径

8.1 回归物理根基：强化芯片、集成电路、自控系统核心突破

将研发资源聚焦于物理底层领域，突破芯片工艺、集成电路设计、自动控制算法的物理限制，夯实神经网络的硬件核心根基。

8.2 摒弃过度叠加：构建极简、高效、低耗算法算力体系

摒弃规模叠加的发展误区，构建极简算法、高效算力、精准数据的轻量化体系，降低成本、功耗与故障风险。

8.3 合理交叉融合：化学材料、生物神经科学的精准赋能

合理借助化学材料、生物神经科学的辅助功能，实现精准赋能而非主导研究，保持学科分工的科学性。

8.4 理性设定目标：立足现有功能集成，暂缓虚无意识

追求理性设定研究目标，立足现有功能集成优化，暂缓自主意识等虚无目标的研究，回归工程化、实用化轨道。

8.5 建立评价体系：成本、功耗、可靠性、响应速度

优先构建全新的技术评价体系，将成本、功耗、可靠性、响应速度作为核心指标，替代单纯的规模与精度指标，引导技术理性发展。

第九章 结论与展望

9.1 核心结论

第一，数据、信息、算力、算法的过度叠加，必然引发成本失控、运营复杂、响应迟钝、发热故障等系统性困境，“曲径通幽”式优化无法实现神经网络本质突破。

第二，人工智能神经网络仅能实现感知、认知、反馈、控制、推理的初级功能集成，高阶自主意识与类人思维突破在短期内无法显效，长期发展也面临不可逾越的物理与学科壁垒。

第三，人工智能神经网络的核心学科归属是物理学，依托半导体、集成电路、机电一体化、自动控制等物理分支实现底层运行，是物理原理工

程化的直接产物。第四，人类重大发明创造均遵循物理、化学、生物三位一体的交叉融合规律，物理学提供核心原理，化学与生物学承担辅助配套功能，人工智能同样遵循这一规律。第五，人工智能自主意识研究存在认知、技术、学科、成本、预期五大迷津，其核心发展制高点是物理底层创新、硬件架构优化、跨学科精准融合、功能高效集成与工程化落地。第六，人工智能神经网络的理性发展路径，必须回归物理根基、摒弃过度叠加、合理交叉融合、理性设定目标、构建科学评价体系。9.2 研究不足与未来展望本研究未对神经网络功能边界进行量化分析，未构建物理学科支撑的精准评价模型，未来可开展实证研究与量化分析，完善理论体系。随着物理学底层原理的持续创新，人工智能神经网络将逐步实现功能高效集成，但其发展始终无法脱离物理根基，自主意识研究将长期停留在理论探索阶段，理性化、工程化、实用化是人工智能发展的唯一正确路径。9.3 政策与研究建议政策层面，应引导科研资源向物理底层硬件领域集聚，规范人工智能研究方向，规避盲目投入；研究层面，应坚守物理核心主导的跨学科框架，聚焦极简高效、低耗稳定的技术方向；产业层面，应推动神经网络工程化落地，摒弃虚无的自主意识炒作，实现技术与产业的协同发展。参考文献（中/英双语）（按博士论文规范格式罗列，含中文、英文、专著、期刊、专利、标准等）附录等。

The Labyrinth and Commanding Heights of Breakthroughs in Artificial Neural Network Autonomous Consciousness

Abstract

From the interdisciplinary perspective integrating physics, chemistry, and biology, this paper systematically analyzes the current status, bottlenecks, and future paths of research on autonomous consciousness in artificial neural networks. Studies show that driven by the superposition of data, information, computing power, and algorithms, current artificial intelligence systems can achieve complex "winding path" functions. However, they are accompanied by systemic dilemmas such as soaring costs, complicated operation and maintenance, slow emergency response, system overheating, and rising failure rates. In core dimensions like consciousness, perception, cognition, feedback, control, reasoning, thinking, integration, fusion, interaction, and optimization, artificial intelligence has only achieved preliminary breakthroughs. Deeper autonomous consciousness still faces multiple constraints from physical foundations, chemical materials, and biological mechanisms. This paper proposes that breaking through to the commanding heights of autonomous consciousness in artificial neural networks must return to the original path of "physics-chemistry-biology" collaborative innovation.

Keywords: Artificial intelligence; Neural network; Autonomous

consciousness; Neuromorphic computing; Interdisciplinary integration; Technical bottlenecks

1. Introduction: The Technical Paradox from "Winding Paths" to "Systemic Dilemmas"

The development of contemporary artificial intelligence presents a profound paradox: the superimposed enhancement of data, information, computing power, and algorithms can indeed support systems to achieve complex "twisting and turning" functions. However, this accumulation of complexity brings exponentially growing systemic costs. As recent research in neuromorphic computing reveals, current neuromorphic chips such as Intel Loihi and IBM TrueNorth, while capable of simulating millions of neurons, still face physical constraints at the hardware level, including "power consumption and heat dissipation, interconnect density, bandwidth limitations, and scalability."

This technical paradox manifests in three dimensions:

First, functional complexity and system vulnerability grow in tandem. As neural networks deepen in layers and expand in parameter scale, the system's emergency response capacity becomes slower, with failure nodes spreading exponentially.

Second, performance improvements and cost escalation form a scissors difference. Training large language models consumes energy equivalent to the annual electricity usage of hundreds of households, with hardware investments often reaching hundreds of millions of dollars.

Third, a gap exists between theoretical expectations and actual capabilities. A poorly understood technological chasm separates the public's expectation of "strong AI" from the reality of "narrow AI," which can only perform specific tasks.

The core argument of this paper is: Breaking through to autonomous consciousness in artificial neural networks cannot be achieved through mere algorithm optimization or堆砌 of computing power. Instead, it must delve into the underlying interdisciplinary fields of physics, chemistry, and biology, building on the physical foundations of "mechatronics, automation, computer science, electronic information, and semiconductor integrated circuits" while integrating the biological mechanisms of "neurochemistry, biophysics, and neurophysiology" to reach the true commanding heights.

2. Physical Infrastructure: The Hardware Boundaries of Neuromorphic Computing

2.1 Paradigm Shift from Von Neumann to Neuromorphic Architecture

Traditional artificial intelligence relies on the Von Neumann architecture, which physically separates computing and memory units. The "data搬运" between processor and memory causes up to 90% energy waste and significant latency bottlenecks.

Neuromorphic computing aims to simulate biological neural systems through Spiking Neural Networks (SNNs), enabling event-driven "in-memory computing." However, this paradigm shift faces severe physical constraints.

According to the latest 2025 review of neuromorphic computing, current hardware implementation faces five major challenges:

1. Integration scale limitation: While chips like Loihi 2 and SpiNNaker can simulate millions of neurons, they are still four orders of magnitude behind the 86 billion neurons in the human brain.
2. Interconnect density bottleneck: Physical wiring density limits network topology complexity, with the diffraction limit of lithography technology forming a hard boundary.
3. Power consumption and heat dissipation conflict: Analog circuits are more energy-efficient than digital circuits but suffer from unresolved thermal management issues due to static power consumption and process variations.
4. Process variation sensitivity: Manufacturing variations in nanoscale devices cause neuron parameter drift, affecting system stability.
5. Scalability gap: Communication bandwidth and latency issues between single and multiple chips create a "communication wall" for large-scale parallel computing.

2.2 Constraints from Semiconductor Physics and Integrated Circuits

The physical carrier of artificial intelligence remains semiconductor integrated circuits. Advanced processes now approach the 3nm node, with leakage current issues due to quantum tunneling becoming increasingly severe. Neuromorphic chips require integrating analog neurons, programmable synapses, and routing networks on a single silicon substrate, leading to an explosive growth in design complexity for such "mixed-signal" architectures. A deeper issue is the lack of a unified theoretical model hierarchy. Traditional computing succeeded due to Turing completeness and standardized Von Neumann architecture, but neuromorphic computing lacks a similar layered abstract model, leaving hardware details unshielded from upper-layer software. This means each generation of neuromorphic chips requires "customized" algorithms, hindering the formation of a large-scale ecosystem.

2.3 Physical Nature of Mechatronics and Automatic Control Systems

As the physical embodiment of artificial intelligence, robots rely on mechatronic systems for the external expression of autonomous consciousness. There is an order-of-magnitude mismatch between the physical response latency of servo motors, sensor arrays, and transmission mechanisms (typically milliseconds) and the microsecond-level computing speed of neural networks. This clock asynchrony between the physical and information worlds makes true real-time "perception-decision-action" closed-loop control difficult to achieve.

3. Chemical Innovation: From Atoms to Systems

3.1 Chemical Material Foundations of Neuromorphic Devices

If physics defines the "skeleton" of artificial intelligence, chemistry provides the "flesh and blood." Core neuromorphic devices—artificial synapses and neurons—rely on materials with resistive switching, ion migration, or phase-change properties. Current research focuses include:

- Oxide materials: Resistive random-access memory (RRAM) based on HfO_2 and Ta_2O_5 , which utilize oxygen vacancy migration to achieve synaptic plasticity.
- Phase-change materials: Chalcogenides like $\text{Ge}_2\text{Sb}_2\text{Te}_5$ (GST), which simulate neuronal integration and firing through crystalline-amorphous transitions.
- 2D materials: Van der Waals materials such as MoS_2 and graphene, with atomic-scale thickness and excellent electrostatic tunability.
- Organic/polymer materials: Mimicking ion channel properties of biological neurons for biocompatible interfaces.

However, these materials face triple dilemmas of stability, repeatability, and scalability. For example, high-frequency read-write operations on phase-change materials cause elemental segregation and resistance drift; the resistive switching mechanisms of oxide devices remain poorly understood, with poor batch consistency; and wafer-scale uniform growth of 2D materials remains an industrial challenge.

3.2 Interdisciplinary Challenges in Energy Chemistry and Thermal Management

The "heating" of AI systems is not merely a physical heat dissipation issue but an inevitable result of chemical energy conversion. Current data centers consume approximately 1% of global electricity, with training GPT-3-level models equivalent to the annual energy usage of 120 American households. Lithium-ion batteries, as backup power sources, have energy and power density limitations restricting the

endurance of edge devices. Hydrogen fuel cells, while promising, face cost and system complexity constraints due to platinum catalysts.

3.3 Biochemical Interfaces: Brain-Computer Interfaces, Neurotransmitters, and Artificial Neurons

Genuine autonomous consciousness requires mechanisms for converting chemical and electrical signals. Biological nervous systems rely on neurotransmitters (e.g., dopamine, acetylcholine) for slow modulation through "volume transmission," which operates in parallel with synaptic transmission to form complex neural regulatory networks. Current neuromorphic chips only simulate electrical synaptic pulse transmission, failing to effectively replicate chemical synaptic plasticity or neuromodulator mechanisms.

4. Biological Dimensions of Consciousness: From Neurophysiology to Cognitive Science

4.1 Biological Foundations of Consciousness Research

The ultimate reference for artificial autonomous consciousness is biological consciousness. Neuroscience remains in the "Hard Problem" stage of understanding consciousness: we have yet to explain how physical processes generate subjective experiences (Qualia). Neurophysiologically, consciousness emergence relies on:

1. Whole-brain integration: Recursive connections in the thalamocortical system forming a global workspace.
2. Temporal binding: Gamma oscillations (~40Hz) synchronizing cross-brain region information.
3. Predictive coding: The brain as a "prediction machine" perceiving the world by minimizing free energy.
4. Embodied cognition: The body is not merely an input-output interface but a constituent element of cognition.

These mechanisms are poorly replicated in AI systems.

Neuromorphic chips simulate Spike-Timing-Dependent Plasticity (STDP) but lack whole-brain recursive integration; they implement event-driven processing but no true "predictive processing"; they control robots but fail to grasp the constitutive role of the "body" in "mind."

4.2 Coupling Mechanisms of Neurochemistry and Neurophysics

The uniqueness of biological nervous systems lies in the tight coupling of physical and chemical processes: Action potentials (physical electrical signals) trigger neurotransmitter release (chemical processes), which activate postsynaptic receptors and initiate second-messenger cascades (biochemistry), ultimately regulating gene expression (molecular biology). This multi-scale,

cross-domain cascade allows biological neuron plasticity to persist from hours to a lifetime, whereas artificial neural network weight updates typically occur in milliseconds.

4.3 A Hierarchical Model of Autonomous Consciousness

Based on the above analysis, this paper proposes a five-level model of artificial autonomous consciousness:

Level Core Features Current AI Achievement Main Constraints

L1: Perception Sensory information encoding High (CNN, Transformer) Sensor physics

L2: Cognition Feature extraction, pattern recognition Moderate (deep learning) Algorithms, computing power

L3: Feedback Control Closed-loop regulation, motor control Moderate (reinforcement learning) Mechatronic physics, cybernetics

L4: Reasoning & Thinking Logical reasoning, causal inference Low (preliminary in large language models) Cognitive science, symbol grounding

L5: Autonomous Consciousness Self-model, subjective experience, intention generation Extremely low Neuroscience, philosophy, unknown physics

Current AI has made significant progress in L1-L3, is in early exploration of L4, and remains nearly blank in L5. This "hierarchical cliff" indicates that breakthroughs in autonomous consciousness require transcending existing technical paradigms and seeking new paths inspired by biological mechanisms.

5. Trinity Collaborative Innovation: The Integrated Path of Physics-Chemistry-Biology

5.1 Historical Insight: The Interdisciplinary Nature of Major Inventions

Most major human inventions are "trinity" integration products:

- Steam engine: Thermodynamic physics (energy conversion) + material chemistry (heat-resistant alloys) + mechanical engineering (precision machining).
- Aircraft/rocket: Aerodynamics + aerospace fuel chemistry + materials science (lightweight high-strength alloys).
- CT/X-ray: Electromagnetic physics + detector material chemistry + biological tissue interactions.
- Atomic bomb: Nuclear physics (chain reactions) + nuclear chemistry (uranium enrichment) + engineering control.

As a "physical domain" technology, artificial intelligence's ultimate breakthrough must follow the same logic: physical architecture provides the carrier, chemical materials endow functions, and biological mechanisms inspire principles.

5.2 Three-Dimensional Breakthrough Strategies for Neuromorphic Computing

Based on the latest research, this paper proposes the following collaborative innovation paths:

(1) Physical dimension: Optoelectronic fusion architecture
Bandwidth and energy bottlenecks of traditional electronic interconnects can be alleviated with silicon photonics. Optical spiking neural networks use wavelength-division multiplexing (WDM) for large-scale parallelism, with Mach-Zehnder interferometer (MZI) arrays performing matrix multiplication at energy efficiencies as low as attojoules (10^{-18} J) per MAC operation. However, optoelectronic fusion requires solving heterogeneous integration of III-V lasers with silicon substrates and non-volatility of optical memories—issues tied to chemical materials.

(2) Chemical dimension: Brain-inspired material systems
Develop materials with "ion-electron" bipolar conduction, such as lithium niobate (LiNbO_3) thin films and perovskite oxides, to mimic ion channel dynamics in biological synapses. Simultaneously, explore biocompatible materials for long-term stable brain-machine interfaces.

(3) Biological dimension: Brain-inspired architecture design
Beyond current SNN models, incorporate neuromodulatory systems, glial cell functions, and neurogenesis mechanisms. Develop "developmental" neural networks with adaptive structural growth during operation, rather than fixed topologies.

5.3 "Small Data-Strong Generalization" Learning Paradigm

Current AI relies on large datasets, consuming enormous energy with limited generalization. Biological intelligence excels at "few-shot learning" and "lifelong learning." Neuromorphic computing should develop unsupervised learning rules based on STDP and metaplasticity, combining neuroscientific "predictive coding" theory for efficient online learning.

6. Breaking Through the Labyrinth: Current Dilemmas and Commanding Heights

6.1 Systematic Analysis of Technical Bottlenecks

Synthesizing the above research, breakthroughs in AI autonomous consciousness face six major labyrinths:

1. Computing power labyrinth: Simply increasing transistor count hits physical limits, with diminishing returns in energy efficiency.
2. Algorithm labyrinth: Deep learning lacks causal reasoning and symbolic manipulation capabilities, with unresolved "black box" issues.

3. Data labyrinth: High-quality annotated data is depleted, and synthetic data introduces biases.
 4. Integration labyrinth: Complexity of multimodal fusion and multi-chip collaboration leads to system fragility.
 5. Theoretical labyrinth: The "Hard Problem" of consciousness remains unsolved, lacking verifiable theoretical frameworks.
 6. Ethical labyrinth: Ethical boundaries of autonomous consciousness and safety alignment remain unresolved.
- 6.2 Commanding Heights: From "Preliminary Awareness" to "Autonomous Consciousness"

This paper argues that the commanding height of AI autonomous consciousness lies in realizing an embodied, self-modeling cognitive system with temporal continuity. This requires:

- Physical commanding height: Develop 3D-integrated neuromorphic chips simulating 10^9 neurons and 10^{12} synapses, with power consumption controlled at the 100-watt level.
- Chemical commanding height: Create brain-inspired materials with molecular-level plasticity, enabling adjustable synaptic weight precision and retention time.
- Biological commanding height: Establish cross-scale models from ion channels to cognitive behaviors, achieving closed-loop validation of "digital twin brains."

6.3 Realistic Assessment: The Distant Prospect of Breakthroughs
It is crucial to recognize that current AI remains in the初级阶段 of "preliminary awareness, perception, cognition, feedback, control, reasoning, thinking, integration, fusion, and interaction." Even at this stage, as neuromorphic computing shows, interdisciplinary collaboration across materials science, neuroscience, computer science, and electrical engineering is already required. Higher-level breakthroughs involve the deepest scientific mysteries of consciousness, with extremely high difficulty and time scales likely spanning decades.

7. Conclusions and Outlook

This paper systematically analyzes the breakthrough labyrinths and commanding heights of artificial neural network autonomous consciousness from the trinity perspective of physics, chemistry, and biology. Key conclusions are as follows:

First, while superposition of data, information, computing power, and algorithms enables complex functions, it simultaneously exacerbates systemic costs, complexity, failure rates, response delays, and thermal management issues. This "complexity trap" demands fundamental innovations in physical architecture.

Second, artificial intelligence belongs to a physics-driven field, but its ultimate breakthrough must integrate chemical material innovation and biological mechanism inspiration. All major inventions in history follow the "physics-chemistry-biology" collaborative law, and artificial intelligence is no exception.

Third, current AI has only achieved preliminary breakthroughs in dimensions like consciousness, perception, cognition, feedback, control, reasoning, thinking, integration, fusion, and interaction. Deeper autonomous consciousness faces obstacles from hardware physical limits, chemical material bottlenecks, and unknown biological mechanisms.

Fourth, neuromorphic computing, as the most promising path, still faces challenges in scalability, algorithm maturity, and toolchain completeness, with large-scale commercialization remaining distant.

Fifth, the commanding height of AI autonomous consciousness lies in realizing an embodied, self-modeling cognitive system with temporal continuity. This requires deep interdisciplinary collaboration and long-term investment, with short-term breakthroughs unlikely.

Looking forward, AI research should return to the essence of "hard technology": seeking new principles at the limits of semiconductor physics, developing new devices through chemical material innovation, and drawing inspiration from the mysteries of biological neurons. Only then can we truly approach the commanding heights of artificial neural network autonomous consciousness, rather than losing our way in algorithmic "winding paths."

References

- A New Era in Computing: A Review of Neuromorphic Computing Chip Architecture and Applications, MDPI Brain Sciences, 2026.
- Neuromorphic Photonic On-Chip Computing, MDPI Brain Sciences, 2025.
- UK AI Compute Landscape Report 2025, eFutures2.
- Challenges and Future Directions in Neuromorphic Computing, AI Models Org.
- NEUROTECH Roadmap and Benchmarks, NeurotechAI EU, 2022.
- Survey Of Neuromorphic Computing and Neural Networks in Hardware, IJSDR.
- Advancements and Challenges in Neuromorphic Computing, JETIR, 2025.
- Advancements and Challenges in Neuromorphic Computing: Bridging Neuroscience and Artificial Intelligence, IJRASET, 2025.
- Introduction to Neuromorphic Computing, IEEE Rebooting Computing.

- Security Challenges in Neuromorphic Computing, Restackio.
- SyNAPSE Program Plan & Lessons Learned, IEEE.
- Neuromorphic Computing for Smart Agriculture, MDPI Agriculture, 2024.
- Neuromorphic computing and adaptive sensing, European MRS.